

# ЭКСПЕРТНАЯ СИСТЕМА ФУНКЦИОНАЛЬНОГО ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ТЕХНИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ С НЕЙРОНЕЧЕТКОЙ БАЗОЙ ЗНАНИЙ

УДК 004.891

**КРИВУЛЯ Геннадий Федорович**

д.т.н., профессор ХНУРЭ.

**Научные интересы:** автоматизация проектирования и диагностирование цифровых устройств.

**ШЕРЕМЕТ Евгений Владимирович**

аспирант ХНУРЭ.

**Научные интересы:** автоматизация проектирования и диагностирование цифровых устройств.

**e-mail:** jenkasheremet@gmail.com.

При решении задач функционального диагностирования сложных технических объектов основным критическим фактором является время принятия решения на основе продукционных правил в экспертной системе диагностирования (ЭСД) для локализации возникшей неисправности. Применение ЭСД обеспечивает поддержку решений в ситуациях, для которых алгоритм диагностирования не известен и формируется по исходным данным в виде цепочки рассуждений (правил). Современные объекты диагностирования (ОД) имеют трудно формализуемые зависимости входных и выходных данных, поэтому построить строгую математическую модель таких объектов не всегда возможно. Для описания свойств объекта целесообразно использовать интеллектуальные модели, воспроизводящие логику рассуждения лица принимающего решение, основой которых является база знаний (БЗ) [1].

Существенным недостатком экспертных систем являются значительные трудозатраты, необходимые для пополнения БЗ. Получение знаний от экспертов и внесение их в БЗ представляет собой сложный процесс, сопряженный со значительными затратами времени и средств. Поэтому актуальной задачей является разработка автоматизированных **методов пополнения БЗ для** экспертных систем функционального диагностирования. Решением этой проблемы является применение нейрон-

ных сетей, преимущество которых заключается в возможности переноса знаний лица принимающего решение в **БЗ** ЭСД или автоматического пополнения БЗ данными от сенсоров информационной системы ОД [2].

Если анализ поведения сложных объектов осуществляется с использованием сенсоров, то от них в определенные промежутки времени поступает информация о состоянии объекта. Оператор в режиме реального времени на основе текущих показаний сенсоров определяет вид неисправности и формирует управляющее действие для устранения возникшей неисправности. Исходными данными для принятия решения является база данных ЭСД, в которой записаны модели возможных реальных неисправностей объекта и управляющие воздействия для их локализации или компенсации. Информация в базе данных формируется на основе анализа показания сенсоров, полученных от объекта в течение некоторого интервала времени наблюдения при наличии возможных реальных неисправностей. Большой объем базы данных и наличие информации во временной координате значительно усложняет задачу диагностирования, поэтому возникает необходимость структуризации диагностической информации в базах данных. Одним из возможных методов решения поставленной задачи является использование темпоральных деревьев решений, которые в отличие от обычных деревьев решений содержат допол-

нительную информацию о времени получения информации от соответствующих сенсоров технического объекта. Применение темпоральных деревьев позволяет в значительной степени ускорить принятие решений в условиях, когда время является критическим фактором для принятия решений. В связи с этим актуальной задачей является структуризация исходных табличных данных с использованием темпоральных деревьев решений [3].

### ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Недостатком современных систем мониторинга при диагностировании сложных технических объектов является невозможность определить начальную стадию возникновения неисправности ОД. Внедрение новых гибридных интеллектуальных технологий при решении задач диагностирования позволит не только сравнивать контролируемые параметры с их эталонными значениями, но и прогнозировать возможность наступления сбоев как отдельных элементов, так и объекта в целом. Перспективным направлением в процессе создания экспертных систем функционального диагностирования является использование нейронечетких систем, которые сочетают преимущества нечетких экспертных систем и нейронных сетей. Аппарат нечеткой логики при разработке БЗ и механизмов вывода позволяет формализовать процеду-

ру оценки технического состояния на базе ненадежной и неточной информации по идентификации возможных неисправностей. Для формирования логических выводов в форме нечетких продукций в гибридной ЭСД используются знания в форме нечетких продукций с лингвистическими переменными, которые представлены термами с некоторой функцией принадлежности. На рисунке 1 представлена структура гибридной ЭСД [2]. Для рассматриваемой структуры ЭСД система мониторинга (централизованного контроля) в заданный момент времени считывает значения совокупности параметров от измерительных сенсоров ОД. После этого оператор-эксперт вводит полученные данные в экспертную систему и запускает программу обработки. Использование оператора в процедурах обработки диагностической информации снижает эффективность ЭСД и требует дополнительных временных затрат. При наличии автоматизированных технических средств хранения и сбора информации от сенсоров ОД возникает возможность автоматизировать процедуру пополнения БЗ и отслеживать огромные объемы быстро меняющейся информации, принимать качественные и своевременные решения при диагностировании сложных технических объектов.



Рис.1. Структурная схема гибридной ЭСД

**Основной целью** данной работы является разработка автоматизированных **методов пополнения БЗ** для экспертных систем функционального диагностирования с применением измерительных сенсоров в системе мониторинга сложных технических объектов. В процессе достижения основной цели формулируются и решаются следующие задачи:

- проведение непрерывного анализа технического состояния ОД в процессе функционирования без нарушения функциональных связей;
- оперативное получение информации о техническом состоянии ОД в произвольный момент времени;
- исключение необходимости использования дополнительных стимулирующих сигналов для ОД в процессе диагностирования;
- возможность прогнозирования отклонений технического состояния ОД от нормального в процессе получения текущих данных от сенсоров.

### 1. Применение темпоральных деревьев решений в информационной части ЭСД

**Информационная часть** экспертной системы обеспечивает накопление, хранение и передачу информации

в другие части ЭСД, а также реализует интерфейс конечного пользователя. Поступающие от сенсоров данные имеют неструктурированный вид и требуют дальнейшей обработки. Для предварительной обработки и структуризации диагностических данных, поступающих от сенсоров технического объекта для пополнения БЗ, предлагается использовать темпоральные деревья решений.

Моделирование поведения объекта с учетом его неисправных состояний реализуется с использованием модели, которая описывает структуру и поведение сложного технического объекта. Такая модель представляет собой тройку  $\langle S, M, R \rangle$ , где  $S$  – множество переменных, описывающих состояние системы;  $M$  – набор режимов работы, включающих в себя состояния «норма» (корректное поведение) и «неисправность» (некорректное поведение);  $R$  – набор отношений, связывающих множество переменных  $S$ , описывающих состояние системы, и набор режимов работы  $M$ .

Для построения темпорального дерева решений обычно используется таблица исходных данных, в которой содержится вся необходимая информация для формирования дерева [3].

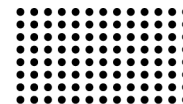
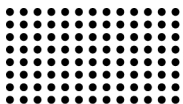
Неисправность	Сенсор 1			Сенсор 2			Управляющее воздействие	Время принятия решения	Стоимость
	$t_0$	$t_1$	$t_2$	$t_0$	$t_1$	$t_2$			
$F_1$	L	L		L	N		$U_1$	$T_1$	$C_1$
$F_2$	L	N	N	N	N	N	$U_2$	$T_2$	$C_2$
$F_i$	N	N	N	N	N	N	$U_i$	$T_i$	$C_i$

Данная таблица содержит  $m$  строк, где  $m$  – количество моделируемых неисправностей; и  $n$  столбцов, из них  $(n-3)$  столбца соответствуют числу сенсоров, а остальные три – содержат информацию об управляющем воздействии  $U_i$ , времени принятия решения  $T_i$  и стоимости  $C_i$  возможных последствий для каждой неисправности. Значения показаний сенсоров в виде нечетких значений (N-норма, L-ниже нормы, H- выше нормы) записаны в моменты времени  $t_0, t_1, t_2$ .

В графическом представлении – темпоральное дерево решений — это взвешенный ориентированный граф  $T_{tmp}=(V_{tmp}, E_{tmp})$ , в котором  $V_0$  – корень дерева. Все вершины разделены на два класса:  $V_i$  – множество внутренних вершин дерева;  $V_l$  – множество внешних вершин дерева (листьев).

Внутренние вершины  $V_i$  дерева взвешены наблюдением, то есть парой  $\langle a, t_c \rangle$ , где:  $a$  – имя атрибута;  $t_c$  – временная метка. Вершины-листья  $V_l$  взвешены названием или номером  $N_i$  неисправности, временем принятия решения  $T_i$ , предлагаемым управляющим восстановительным действием  $U_i$  и стоимостью  $C_i$  последствий для неисправности.

Каждая дуга  $e$  дерева решений взвешена условием «атрибут [ $t_c$ ] – значение атрибута», где «атрибут» – имя атрибута в вершине, из которой исходит дуга  $e$ , «значение атрибута» – одно из возможных значений признака «атрибут»;  $t_c$  – момент времени, в который необходимо проводить эту проверку,  $0 \leq t_c < t^*$ . При построении дерева накладывается ограничение на уменьшения временных меток при обходе дерева от корня к концевой вер-



шине; то есть, если время всегда идет только вперед, время принятия решения будет в общем случае различным для каждой ситуации.

Необходимость принятия решений в реальном времени приводит к тому, что число деревьев, построенных в соответствии с поступающими данными, должно быть равно числу отсчетов (аналог конвейерной обработки данных). Хранение деревьев решений для каждого временного интервала требует значительных затрат памяти ЭСД, поэтому обычно используется усреднение для входных данных с целью уменьшения таких затрат. Однако при этом может быть потеряна информация о текущих изменениях данных от сенсоров за некоторый промежуток времени, что является существенным недостатком методов вычисления средних значений.

Проблема значительного объема данных (Big Data) сложного ОД может быть решена путем использования этих данных в качестве обучающей выборки для нейронечеткой БЗ. Рассматриваемая в данной работе ЭСД наряду с использованием традиционных знаний в БЗ, позволяет использовать нейронечеткую сетевую БЗ и формализовать перечисленные выше практические проблемы для достижения основной цели работы, возникающие в процессе эксплуатации радиоэлектронного оборудования.

## 2. Структура нейронечеткой БЗ в гибридных ЭСД

Применение гибридных ЭСД с нейронечеткой БЗ для решения задач диагностирования сложных технических объектов расширяет возможности такого класса интеллектуальных систем, позволяет при равных вычислительных ресурсах ЭВМ проводить экспертную оценку большего количества вариантов, повышая достоверность и точность полученных результатов.

Процедура построения гибридной нейронечеткой ЭСД с разнородными знаниями для диагностирования в условиях неопределенности включает следующие этапы:

- формализация предметной области (разработка концептуальной модели);
- выбор и адаптация метода диагностирования;
- описание диагностической модели ОД в виде отдельных понятий (знаний) в БЗ;
- формирование БЗ с базой правил в качестве управляющей компоненты интеллектуального ядра;

- описание разнородных знаний в отдельных подсистемах гибридной ЭСД (БД, БЗ, экспертная БЗ, графическая БД, расчетные файлы и т.д.);
- выбор модели нейронной сети и правил обучения;
- разработка программной части для используемых методов нечеткой логики;
- распределение информационных потоков между отдельными подсистемами ЭСД;
- тестирование отдельных подсистем ЭСД с разнородными знаниями и всей системы в целом.

Основной проблемой при создании ЭСД является разработка структуры нейросети для реализации нейронечеткой БЗ. Данному вопросу посвящено достаточно много научных публикаций, в которых приведены различные структуры нейронных сетей для решения задачи, например [4]. Структура нейронечеткой сети подобна структуре обычной многослойной нейросети с одним входным слоем, одним выходным слоем и тремя скрытыми слоями. Рассмотрим пример возможной структуры нейронечеткой сети (рис. 2).

Для данного примера нейронечеткая сеть имеет два входа –  $X_1, X_2$  и один выход  $У$ .

Вход  $X_1$  представлен нечеткими множествами  $A_1, A_2$  и  $A_3$ ; вход  $X_2$  – множествами  $B_1, B_2$  и  $B_3$ ; выход  $У$  – множествами  $C_1$  и  $C_2$ .

Каждый слой сети на рис.2 соответствует одному шагу процесса нечеткого логического вывода для продукционных правил.

1.Слой 1 (Layer1).В первом слое заданы термы входных переменных. Каждый узел первого слоя представляет один терм с треугольной функцией принадлежности. В данном слое вычисляются значения коэффициента принадлежности в соответствии с применяемой функцией фазсификации для каждого из шести продукционных правил вывода.

2.Слой 2 (Layer 2). Определяются antecedentes (посылки) нечетких правил. Выходом узла является степень выполнения правила, которая рассчитывается как произведение входных сигналов.

3.Слой 3 (Layer 3). Осуществляется нормализация степеней выполнения продукционных правил.

4.Слой 4 (Layer 4).Формируются заключения правил как значения взвешенных компонент выхода.

5.Слой5 (Layer5). Осуществляется агрегирование результата, полученного по различным правилам. Единст-

венный нейрон этого слоя реализует операцию дефазсификации. Приведенная ниже нейронная сеть позволяет

идентифицировать неисправности с различными степенями принадлежности.

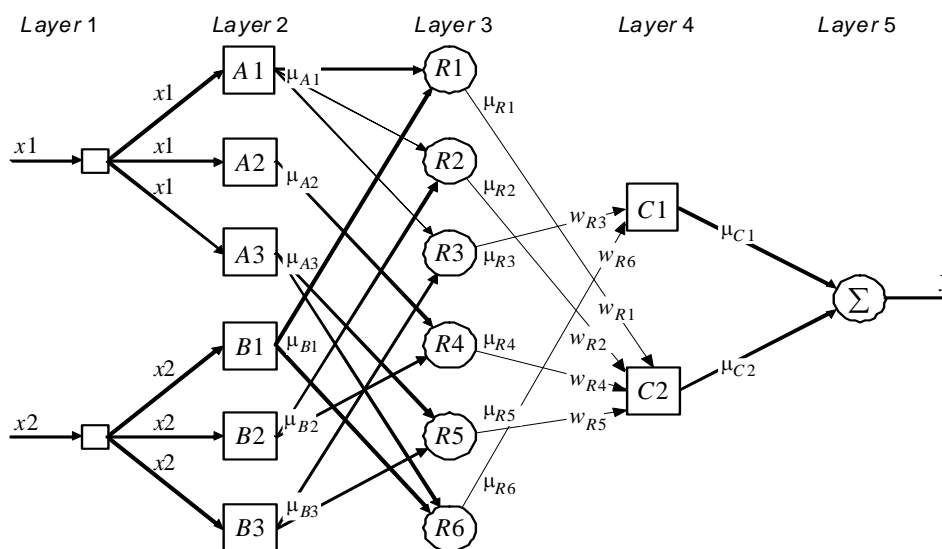


Рис.2. Структура нейронечеткой сети

Алгоритм функционального диагностирования основан на сравнении математической модели конкретного диагностируемого объекта с его эталонной и бездефектной моделью, т.е. в проверке принадлежности параметров состояний допустимым диапазонам их изменения. Выход параметра за пределы этих диапазонов должен свидетельствовать о наличии неисправности в соответствующей подсистеме объекта. В гибридной нейронечеткой ЭСД эталонная модель ОД хранится в БЗ и уточняется в процессе приобретения новых знаний. Реальная модель формируется в среде БД, а связь с эталонной моделью осуществляется через запросы пользователя. Решение задачи по построению интеллектуальной системы технического диагностирования состояния ОД на базе гибридной ЭСД производится с учетом особенностей внешних условий среды ЭСД и специфики адаптации модели в данной среде.

Содержание, форма и алгоритмы представления информации в гибридной ЭС имеют возможность варьирования в зависимости от сложности моделируемой ситуации, специфики и индивидуальных особенностей пользователя. Пользователь-эксперт представляет экспертные знания о диагностике ОД в виде наборов примеров. Внутренняя форма представления экспертных знаний — темпоральное дерево решений. Набор примеров описывается при помощи атрибутов и содержит примеры оди-

наковой структуры, определяемой его атрибутами, которые могут быть связаны логическими переходами. В этом случае соответствующие деревья решений объединяются таким образом, что в терминальную вершину одного дерева добавляется другое дерево решений.

### 3. Применение ЭСД для диагностирования компьютерных систем

Особенностью современных компьютерных систем (КС) обработки информации и управления является то, что они как человеко-машинные системы имеют в своем составе аппаратные средства, программное обеспечение (ПО) и персонал. Предполагается, что нарушение работоспособности любого из трех компонентов приводит к нарушению работоспособности системы в целом. При диагностировании КС целесообразно применять методы экспертного диагностирования. Для адаптации классического алгоритма Мамдани решения задач экспертного диагностирования необходимо учесть особенности ОД. Абстрагируясь от типа ОД (будь-то аппаратура, ПО или человек-оператор), на результат диагностирования существенное влияние оказывает количество входных диагностических параметров (ДП) или соответствующих им лингвистических переменных (ЛП). Исходными данными на этом этапе является перечень всех возможных входов

(диагностических признаков), от которых зависит выход (результат диагностики). Слишком большое их количество приведет к усложнению алгоритма диагностирования, поэтому целесообразно использовать только независимые диагностические признаки. При ручном синтезе БЗ эксперт должен удалить из этого перечня несущественные признаки, что позволит упростить модель объекта диагностирования и повысит её быстродействие. Однако в случае автоматизированного метода пополнения БЗ количество входных переменных определяется числом сенсоров ЭСД.

В качестве примера рассмотрим информационную часть ЭСД для персонального компьютера (ПК).

С использованием программных средств для мониторинга ПК имеется возможность измерить численные значения для 24 диагностических параметров четырех типов: температуры, исправности вентиляторов, уровней напряжения и мощности (рис.3). Значения показаний сенсоров получают в дискретные моменты времени  $t_0, t_1, t_2, \dots, t_i$ . Временной интервал  $(t_{i+1} - t_i)$  между двумя соседними измерениями выбирается с учетом скорости изменения диагностических параметров.

В общем случае число термов ЛП и диапазоны их представления задаются экспертом при выборе параметров системы нечеткого вывода. Но, исходя из опыта экспертного диагностирования, можно определить некоторые ограничения и рекомендации, упрощающие работу эксперта на этом этапе.

При оценивании входных ДП (определении значений диагностических признаков) в простейшем случае целесообразно ограничиться тремя уровнями градации (три терма). Для выходного ДП рекомендуется пятиуровневая градация. Границы диапазонов термов при этом зависят от класса рассматриваемых задач экспертного оценивания, и, как правило, подчиняются «центральной тенденции». Такая градация достаточно близка к традиционной пятибалльной шкале оценивания и упрощает принятие решения экспертом о техническом состоянии КС.

Ядром любой нечеткой системы вывода является БЗ, основанная на продукционных правилах (ПП). Существует достаточно большое количество методов создания ПП от неформального составления ПП экспертом на основе его представлений об ОД, до эвристических и формальных алгоритмов синтеза ПП.

Несмотря на различные способы составления ПП, они должны удовлетворять формальным требованиям корректности, не касающимися смыслового аспекта ПП.

Температуры	
Системная плата	40 °C (104 °F)
ЦП	33 °C (91 °F)
CPU Package	45 °C (113 °F)
CPU IA Cores	45 °C (113 °F)
CPU GT Cores	44 °C (111 °F)
ЦП 1 / Ядро 1	45 °C (113 °F)
ЦП 1 / Ядро 2	42 °C (108 °F)
ЦП 1 / Ядро 3	41 °C (106 °F)
ЦП 1 / Ядро 4	40 °C (104 °F)
Диод ГП	43 °C (109 °F)
WDC WD10EADS-65L5B1	33 °C (91 °F)
Вентиляторы	
ЦП	999 RPM
Шасси 1	1129 RPM
Источник питания	1098 RPM
Графический процессор	1020 RPM (30%)
Вольтаж	
Ядро ЦП	1.188 V
+3.3 V	3.344 V
+5 V	5.042 V
+12 V	11.926 V
VTT	1.044 V
DIMM	1.524 V
Ядро ГП	0.963 V
Значения мощности	
CPU Package	13.86 W
CPU IA Cores	9.07 W

Рис.3. Пример значений диагностических параметров персонального компьютера

Корректная система ПП должна быть полной, минимальной, связанной и непротиворечивой. Рассмотрим процедуры формализации представления ПП в БЗ и их анализ на корректность с использованием кубической формы представления ПП. Пусть техническое состояние ОД в процессе экспертного диагностирования определяется четырьмя ДП, оценка которых осуществляется по трехбалльной шкале: «низкий» (Н), «средний» (С), «высокий» (В). Пусть результат диагноза (РД) имеет пять уровней градации: «очень низкий» (ОН), «низкий» (Н), «средний» (С), «достаточный» (Д), «высокий» (В). Таким обра-

зом, если число ДП равно четырем, то число входных ЛП  $n = 4$ , и при этом число термов каждой переменной  $m = 3$ , а число термов выходной ЛП равно 5. Для упрощения дальнейшего изложения предположим, что веса всех входных ЛП равны. Диапазоны изменения

переменных и типы функций принадлежности не влияют на способ синтеза ПП, поэтому принципы их выбора не рассматриваются. Ниже представлен фрагмент ПП в классической развернутой форме:

$$\begin{array}{l} \text{ЕСЛИ} \\ \text{ТО} \end{array} \left\{ \begin{array}{l} \{ДП_1 = Н\} \text{ И } \{ДП_2 = Н\} \text{ И } \{ДП_4 = С\} \text{ ИЛИ} \\ \{ДП_1 = С\} \text{ И } \{ДП_3 = Н\} \text{ И } \{ДП_4 = Н\} \text{ ИЛИ} \\ \{ДП_1 = Н\} \text{ И } \{ДП_2 = Н\} \text{ И } \{ДП_3 = С\}, \\ РД = ОН. \end{array} \right. \quad (1)$$

В связи использованием конструкций естественного языка развернутая форма представления ПП (1) хоть и легко читаема, однако при этом дальнейший формальный анализ и синтез ПП затруднен, а с ростом числа продуктов практически невозможен. Для формализации процесса синтеза и анализа базы ПП воспользуемся представлением конъюнкций термов ЛП в векторной форме, аналогично кубическому представлению логических функций в многозначном алфавите. Так, ПП из (1) в кубическом виде представляются следующим образом:

$$РД^{ОН} = \left\{ \begin{array}{l} ННХС \\ СХНН \\ ННСХ \end{array} \right\}. \quad (2)$$

Каждой конъюнкции (строке) из (2) соответствует куб, ранг которого определяется количеством несущественных ЛП (координат, равных  $X$ ). Для формализации и последующей автоматизации работы с данной кубической формой представления ПП введем многозначный алфавит кубического исчисления  $A_3$ , состоящий из трех примитивов  $H, C, B$  ( $m = 3$ ). Число символов этого алфавита  $A_3$  будет  $2^m = 2^3 = 8$ :

$$A_3 = \{H, C, B, X = \{H, C, B\}, K = \{H, C\}, L = \{C, B\}, M = \{H, B\}, \emptyset(U)\}, \quad (3)$$

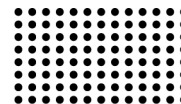
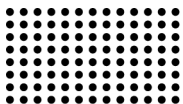
где  $X = H \cup C \cup B$  – универсум, а  $U$  с одной стороны – это символ алфавита, который служит для замыкания алфавита относительно теоретико-множественных операций, а с другой – результат операции пересечения и обозначает пустое множество  $\emptyset$ .

Каждое ПП можно представить как набор  $n$ -разрядных векторов (кубов соответствующего ранга), значение каждого разряда которого определяется многозначным алфавитом в виде  $m$  примитивов. При этом каждая конъюнкция из развернутой формы представления ПП представима одним  $n$ -разрядным вектором. Понятие «вектор» в данном аспекте является синонимом понятия «куб» в кубическом исчислении. Ранг куба определяется количеством символов « $X$ » в конъюнкции. Например, куб  $НННН$  имеет 0-й ранг, а куб  $НННХ$  – 1-й ранг.

Полное описание процедуры синтеза ПП с учетом поставленных требований приведен в [5].

## ВЫВОДЫ

При определении технического состояния сложных технических объектов экспертные знания играют решающую роль. Основным критическим фактором при этом является время принятия решения для локализации возникшей неисправности. Применение гибридной экспертной системы диагностирования с нейронечеткой сетевой базой знаний обеспечивает поддержку решений в ситуациях, для которых алгоритм диагностирования не известен и формируется по исходным данным в виде продукционных правил. Для автоматизации процесса накопления знаний в экспертной системе целесообразно использовать сенсоры технического объекта, с помощью которых измеряются значения диагностических параметров. Структуризация исходных данных осуществляется применением темпоральных деревьев решений. Необходимость принятия решений в реальном времени приводит к тому, что число деревьев, соответствующих



поступающим данным, равно числу отсчетов за время наблюдения. Проблема значительного объема данных при определении технического состояния сложного технического объекта решена использованием этих данных в качестве обучающей выборки для нейронечеткой базы знаний.

Для анализа производственных правил на корректность используется процедура преобразования исходной формы представления правил в кубическую форму, для чего

был введен многозначный алфавит кубического исчисления. Предложенные процедуры анализа производственных правил на корректность в данном алфавите позволили избежать ошибок при создании базы знаний, повысить обоснованность и адекватность принятия решения в условиях неопределенности исходной информации, а также минимизировать временные затраты, связанные с необходимостью сбора точных и полных исходных данных.

### ЛИТЕРАТУРА

1. G. Krivoulya, A. Shkil, D. Kucherenko, A. Lipchansky, Ye. Sheremet. Expert evaluation model of the computer system diagnostic features // EWDT'S 2014: Proceeding of international conf., 26-29 September, 2014. – Kiev, Ukraine, 2014. – pp. 286-289.
2. Polkovnikova N.A., Kureychik V.M. Ob intelektual'nom analize baz dannykh dlya ekspertnoy sistemy // Informatika , vychislitel'naya tekhnika i inzhenernoye obrazovaniye . - 2013 - № 2 (13). - S. 39-50.
3. Krivulya G.F., I.V. Vlasov, O.A. Pavlov. Operativnoye funktsional'noye diagnostirovaniye tekhnicheskikh ob'yektov s primeneniyem temporal'nykh derev'yev resheniy .. Sb. nauchnykh trudov konferentsii «Intellektual'nyye sistemy prinyatiya resheniy i problemy vychislitel'nogo intellekta». Yevpatoriya - 2013 S.193-195.
4. C.Loganathan, K.V.Girija. Hybrid Learning For Adaptive Neuro Fuzzy Inference System. International Journal Of Engineering And Science Vol. 2, Issue 11 (April 2013), pp 06-13.
5. .G.F.Krivoulya, A.S.Shkil, and D.Ye. Kucherenko. Analysis of Production Rules in Expert Systems of Diagnosis. Automatic Control and Computer Sciences, 2013, Vol. 47, №6, pp. 331-341.